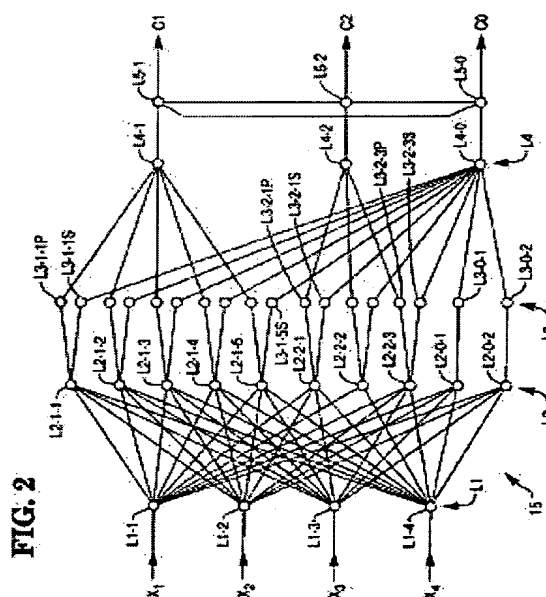


Publication number: DE69417378T
Publication date: 1999-09-23
Inventor: ECCLES NICHOLAS JOHN (GB)
Applicant: NCR INT INC (US)
Classification:
 - international: G07D7/00; G06F15/18; G06F19/00; G06K9/66; G06N3/00; G06Q40/00; G06T1/00; G07D7/06; G07D7/18; G07D7/20; G06F15/18; G06F19/00; G06K9/64; G06N3/00; G06Q40/00; G06T1/00; G07D7/00; (IPC1-7): G07D7/00; G06F15/80
 - European: G06K9/66; G07D7/18D; G07D7/20
Application number: DE19946017378T 19941206
Priority number(s): GB19930026440 19931224

Abstract not available for DE69417378T
 Abstract of corresponding document: EP0660276

A probabilistic neural network (PNN) comprises a layer L1 of input nodes, a layer L2 of exemplar nodes, a layer L3 of primary Parzen nodes, a layer L4 of sum nodes, and optionally a layer L5 of output nodes. Each exemplar node determines the degree of match between a respective exemplar vector and an input vector and feeds a respective primary Parzen node. The exemplar and primary Parzen nodes are grouped into design classes, with a sum node for each class which combines the outputs of the primary Parzen nodes for that class and feeds a corresponding output node. The network includes for each primary Parzen node (e.g. L3-2-3P) for the design classes a secondary Parzen node (L3-2-3S), the secondary Parzen nodes all feeding a null class sum node (L4-0). Each secondary Parzen node has a Parzen function with a lower peak amplitude and a broader spread than the corresponding primary Parzen node, and is fed from the exemplar node for that primary Parzen node. The secondary Parzen nodes in effect detect input vectors which are "sufficiently different" from the design classes - that is, null class vectors. The network is applicable to banknote recognition and authentication, the null class corresponding to counterfeit banknotes.





⑮ **BUNDESREPUBLIK
DEUTSCHLAND**



**DEUTSCHES
PATENT- UND
MARKENAMT**

⑫ **Übersetzung der
europäischen Patentschrift**

②⑦ **EP 0 660 276 B 1**

⑩ **DE 694 17 378 T 2**

⑤ Int. Cl.⁸:
G 07 D 7/00
G.06 F 15/80

②① Deutsches Aktenzeichen: 694 17 378.9
②⑧ Europäisches Aktenzeichen: 94 309 080.3
②⑥ Europäischer Anmeldetag: 6. 12. 94
②⑦ Erstveröffentlichung durch das EPA: 28. 6. 95
②⑦ Veröffentlichungstag
der Patenterteilung beim EPA: 24. 3. 99
②⑦ Veröffentlichungstag im Patentblatt: 23. 9. 99

DE 694 17 378 T 2

③① Unionspriorität:
9326440 24. 12. 93 GB
⑦⑨ Patentinhaber:
NCR International, Inc., Dayton, Ohio, US
⑦④ Vertreter:
v. Bezold & Sozian, 80333 München
②④ Benannte Vertragsstaaten:
DE, ES, FR, GB, IT

⑦② Erfinder:
Eccles, Nicholas John, Edinburgh, EH3 6PP,
Scotland, GB

⑤④ **Neurales Netzwerk für Banknoten-Erkennung und -Authentisierung**

Anmerkung: Innerhalb von neun Monaten nach der Bekanntmachung des Hinweises auf die Erteilung des europäischen Patents kann jedermann beim Europäischen Patentamt gegen das erteilte europäische Patent Einspruch einlegen. Der Einspruch ist schriftlich einzureichen und zu begründen. Er gilt erst als eingelegt, wenn die Einspruchsgebühr entrichtet worden ist (Art. 99 (1) Europäisches Patentübereinkommen).

Die Übersetzung ist gemäß Artikel II § 3 Abs. 1 IntPatÜG 1991 vom Patentinhaber eingereicht worden. Sie wurde vom Deutschen Patent- und Markenamt inhaltlich nicht geprüft.

DE 694 17 378 T 2

03.05.99

1

EP No. 94 309 080.3

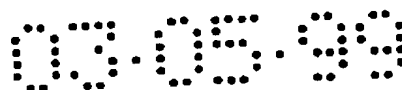
14750 Ks

Die vorliegende Erfindung bezieht sich auf neuronale Netze und auf Banknoten-Authentisierungssysteme, die solche Netze verwenden.

Automatische Maschinen, die Banknoten annehmen, kommen immer mehr in Gebrauch. Diese Maschinen erkennen Banknoten, die ihnen zugeführt werden, das heißt, sie identifizieren die Gestaltung oder den Wert der Banknoten. Für derartige Maschinen ist es äußerst wichtig, die Banknoten zu authentisieren, das heißt zwischen echten und nachgemachten Noten zu unterscheiden. Im Allgemeinen ist die Authentisierung schwieriger als die Erkennung, da unterschiedliche Gestaltungen oder Werte bewußt so entworfen sind, daß sie sich leicht unterscheiden lassen, während Falsifikate bewußt zur Nichtunterscheidbarkeit gegenüber echten Banknoten gedacht sind.

Die zur Authentisierung von Münzen verwendeten mechanischen Techniken eignen sich im allgemeinen nicht zur Authentisierung von Banknoten, für welche deswegen andere Methoden, hauptsächlich optischer Art, entwickelt worden sind. Diese Methoden achten im allgemeinen auf mehrere Merkmale der untersuchten Note und erzeugen eine Menge von Signalen, die dann einer Vergleichsmenge gegenübergestellt werden.

Alle Noten sind zu Anfang, wenn sie erstmalig ausgegeben werden, in gutem Zustand. Beim Umlauf werden sie dann in verschiedener Weise abgenutzt, beispielsweise können sie zerknittern, ihre Ecken können Eselsohren bekommen, sie können beschrieben werden und können in verschiedener Weise verschmutzt und fleckig werden. Die Merkmale, die von den Methoden zur Banknoten-Authentisierung benutzt werden, können daher etwas von den idealen Werten abweichen. Die Authentisierungsmethoden sollten daher einen vernünftigen Grad an Toleranz



aufweisen, andernfalls wird die Zurückweisungsrate für gültige Noten zu hoch, und der Verdruß der Kunden wird unvertretbar. Andererseits ist es natürlich äußerst wichtig, daß die Authentisierungsmethoden Falsifikate mit einem hohen Maß an Zuverlässigkeit erfassen und zurückweisen.

Banknoten sind nicht in erster Linie für die Verwendung mit automatischen Identifizierungsmethoden entworfen. Die Merkmale, die zur Identifizierung durch solche Methoden benutzt werden, müssen daher auf einer empirischen Basis gewählt werden. Das heißt, es gibt im allgemeinen keinen einfachen Algorithmus, durch den diese Merkmale kombiniert werden können, um festzustellen, ob eine Banknote gültig ist. Unter diesen Umständen ist die Verwendung einer gewissen Form neuronalen Netzes eine geeignete Methode für das Feststellen, ob eine Banknote gültig ist oder nicht.

Die Verwendung neuronaler Netze für den besonderen Zweck der Erkennung von Banknoten ist beschrieben in PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORK (IJCNN), NAGOYA, OCT. 25-29, 1993, vol 2 OF 3, 25 Oktober 1993, INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS, Seiten 2033-2036, XP000500022 TAKEDA F ET AL: "RECOGNITION SYSTEM OF US DOLLARS USING A NEURAL NETWORK WITH RANDOM MASKS".

Ein neuronales Netz ist im wesentlichen ein Netz aus Zellen oder Knoten, die in einer Anzahl von Schichten angeordnet sind. Die Knoten jeder Schicht werden aus dem Knoten der vorhergehenden Schicht gespeist, wobei die Knoten der ersten Schicht von den originalen Eingangssignalen gespeist werden. In jeder Schicht vollführen alle Knoten im Großen und Ganzen die gleiche Funktion an ihren Eingangssignalen, jedoch kann die Funktion in Ansprache auf verschiedene Parameter Änderungen unterworfen werden, und häufig gibt es für jeden Knoten eine eindeutige Menge von Eingangssignalen. Die Parameter können für die verschiedenen Knoten unterschiedlich sein und

können in verschiedenen möglichen Arten einstellbar sein, um das Netzwerk zu "trainieren".

Ein probalistisches neuronales Netz (PNN) ist in Arbeiten von Donald F. Specht beschrieben. Die dem PNN-Netz zugrundeliegende Theorie basiert auf der Wahrscheinlichkeitstheorie und Entscheidungsstrategie von Bayes, daher der Ausdruck

"probalistisch"; das Netz selbst ist deterministisch. Die vorstehend genannten Arbeiten sind:

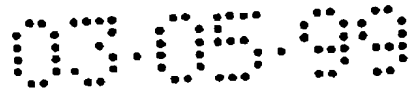
"Probabilistic Neural Networks", Donald F. Specht, Neural Networks, Vol 3, 1990, Seiten 109-118; und

"Probabilistic Neural Networks and the Polynomial Adaline as Complementary Techniques for Classification", Donald F.

Specht, IEE Transactions on Neural Networks, Vol 1, No. 1, März 1990, Seiten 111-121.

Für die vorliegenden Zwecke läßt sich ein PNN-Netz, wie es von Specht beschrieben ist, zusammenfassend wie nachstehend beschreiben. Dieses PNN-Netz enthält eine erste, eine zweite und eine dritte Schicht. Die erste Schicht besteht lediglich aus Quellensignalverteiltern; jeder Knoten in dieser Schicht wird mit einem anderen Eingabesignal gespeist und läßt dieses Signal einfach nur an alle Knoten der zweiten Schicht durch. Die zweite Schicht besteht aus Musterknoten; diese sind in Gruppen aufgeteilt, jeweils eine Gruppe für jede Kategorie oder Klasse, in welche das System die Muster klassifiziert. Jeder Musterknoten führt eine gewichtete Summierung der Eingangssignale durch und erzeugt eine Exponentialfunktion der gewichteten Summe. Die dritte Schicht besteht aus Summierungsknoten; jeder Summierungsknoten wird mit den Ausgangsgrößen einer jeweils anderen Gruppe von Musterknoten gespeist und summiert einfach diese Ausgangsgrößen.

Die Ausgangsgrößen der dritten Schicht sind eine Menge von Signalen, jeweils eines von jedem Summierungsknoten, und jedes von ihnen kann angesehen werden als die Wahrscheinlichkeit, mit welcher die Menge der Eingabesignale zu der Klasse für den



betreffenden Summierungsknoten gehört. Diese Signale erfahren im allgemeinen weitere Verarbeitung, in einer vierten Schicht. Die einfachste Form dieser vierten Schicht bestimmt und wählt einfach das größte dieser Signale, es können aber auch kompliziertere Arrangements getroffen werden, z.B. die Wahl des größten Signals nur dann, wenn es das nächstgrößte Signal um irgendeine geeignete Spanne übersteigt.

Es sei erwähnt, daß sich die Ausgabeschicht nach Specht hiervon etwas unterscheidet. Bei dem grundlegenden Specht-Schaltkreis besteht die letzte Schicht aus einem einzigen Ausgabeknoten, der aus zwei Summierungsknoten gespeist wird und eine gewichtete Summe seiner beiden Eingänge bildet (wobei ein Gewicht negativ ist) und abhängig vom Vorzeichen der gewichteten Summe eine 0 oder eine 1 erzeugt. Dieser PNN-Schaltkreis trifft eine einzige binäre Entscheidung, ob das Eingangsmuster zu einem bestimmten Typ gehört oder nicht. Specht erweitert dies durch Einführen zusätzlicher Paare von Summenknoten, wobei jedes Paar seinen Ausgabeknoten hat; die Summenknoten aller Paare werden aus den gleichen Musterknoten gespeist (natürlich in unterschiedlichen Kombinationen). Jeder dieser Ausgabeknoten bestimmt also, ob das Eingangssignal zu einem bestimmten Typ gehört, unabhängig von den durch die anderen Ausgabeknoten definierten Typen.

Die Musterknotenschicht kann angesehen werden als unterteilt in zwei Teilschichten, eine Gewichtssummen-Teilschicht und eine Potenzierungs-Teilschicht. Das PNN besteht dann aus vier oder fünf Schichten, die man praktischerweise als die Eingabeschicht, die Vorbildschicht (Gewichtssummenschicht), die Parzenschicht (Potenzierungsschicht), die Summenschicht (oder Klassenschicht) und (falls vorhanden) die Ausgabeschicht bezeichnen kann. Die Parzenschicht ist aus einer Vielzahl von Parzenknoten gebildet. Mit Parzenknoten ist hier ein Knoten gemeint, der einen einzigen Eingang und einen einzigen Ausgang hat und der eine nichtlineare Transformation an einem dem Eingang zugeführten Eingangswert durchführt, derart daß der

Knoten am Ausgang einen Maximalwert liefert, wenn sein Eingangswert Null ist, und der Ausgangswert monoton mit ansteigendem Eingangswert abnimmt. Ein Beispiel für eine geeignete nichtlineare Transformation ist eine Exponentialfunktion, wie es ausführlicher weiter unten erläutert wird.

Das kritische Merkmal des PNN-Netzes ist die Musterknotenschicht, d.h. die Vorbild- und Parzenschichten. Die Vorbildschicht kann durch Vektoren beschrieben werden; wenn man die Menge der Eingangssignale als Eingangsvektor bezeichnet und die Menge der Gewichte als einen Gewichtsvektor ansieht, dann bildet jeder Knoten der Vorbildschicht das skalare Produkt dieser beiden Vektoren. Wie später noch deutlich wird, kann der Gewichtevektor auch als Vorbildvektor bezeichnet werden. Wenn man, was zweckmäßig ist, die Vektoren beide als Spaltenvektoren nimmt, dann muß die Transponierte des ersteren genommen werden, um das skalare Produkt zu erhalten. In der Parzenschicht bildet jeder Knoten eine Exponentialfunktion des Ausgangs des entsprechenden Knotens in der Vorbildschicht.

Die Potenzierungsfunktion der Parzenschicht ist bekannt als Parzenkern oder -fenster und auch als Parzen- oder Aktivierungsfunktion. Diese wird in solcher Weise formuliert, daß das Eingangssignal ein Maß der Ähnlichkeit der Eingangs- und Vorbildvektoren ist und bei zunehmender Unähnlichkeit von einem Maximum abnimmt, so daß die Ausgangsgröße des Potenzierungsknotens kleiner wird, wenn die Unähnlichkeit größer wird. Die oben erwähnten Arbeiten von Specht geben einige mögliche Parzenfunktionen an.

In einem neuronalen Netz müssen natürlich die Parameter des Netzes passend justiert werden, so daß man die gewünschten Muster erkennt. Dies wird häufig als "Trainieren" des Netzes bezeichnet. In den PNN-Netzen gibt es justierbare Parameter in der Vorbildschicht, in der Potenzierungsschicht und in der Summenschicht (Klassenschicht). In manchen Typen von neuronalen Netzen werden beim Training geeignete Trainingseingaben

gemacht, und die Parameter werden abhängig von den resultierenden Ausgaben des Netzwerkes justiert; es sei erwähnt, daß, unter möglicher Ausnahme der Klassenschicht, die Parameter des PNN-Netzes ohne Bezugnahme auf die Ausgaben eingestellt werden.

Neuronale Netze werden manchmal in der Sprache der Analogtechnik beschrieben; die Signale werden dann als kontinuierlich veränderbar angesehen, und die Knoten werden als Einrichtungen beschrieben, die addieren, multiplizieren, usw.. Es sei jedoch bemerkt, daß neuronale Netzwerke durch Digitaltechnik realisiert werden können, wobei die Variablen als mehrstellige Binärzahlen dargestellt und durch digitale Addierer, Multiplizierer, usw. manipuliert werden.

Das PNN-Netz ist so ausgelegt, daß es einen unbekannten Eingabevektor einer Klasse einer Menge von Klassen zuordnet und jede Klasse durch eine Menge "idealer" Vektoren oder Vorbilder (d.h. Vorbildvektoren, engl. *exemplars*) definiert wird. Vorzugsweise sind für jede Klasse zumindest einige Vorbilder vorgesehen.

Beim Einsatz zur Identifizierung von Banknoten gibt es für jeden Notennennwert und für jedes spezielle Design von Noten gleichen Nennwertes jeweils eine gesonderte Klasse. Es kann außerdem zweckmäßig sein, jeden der verschiedenen Nennwerte in jeweils vier unterschiedlichen Designs zu betrachten, entsprechend den vier Orientierungen, in denen eine Banknote in eine notenakzeptierende Maschine eingeführt werden kann. Die Vorbilder für eine gegebene Klasse bestehen, möglicher Normalisierung unterworfen, aus den Vektoren, die von Noten gleichen Nennwertes und gleichen Designs bei verschiedenen Arten und Graden der Abnutzung und Verschmutzung erhalten werden.

In der Vorbildschicht wird jeder Knoten für die Erkennung eines jeweiligen Vorbildes justiert, und seine Parameter werden abhängig nur von demjenigen Vorbild eingestellt, das

erkannt werden soll; seine Parameter sind unabhängig von irgendwelchen anderen Mustern (für dieselbe Klasse oder andere Klassen), die das Netz erkennen soll.

Wenn die Anzahl der Eingabegrößen zum Netzwerk gleich n ist, dann ist dies auch die Anzahl der Eingänge zu jedem Vorbildknoten, und es ist auch die Anzahl der Gewichte in jedem Vorbildknoten. Anders ausgedrückt: die Eingabe- und die Gewichtevektoren haben jeweils n Elemente. Die Wahl der Komponenten der Gewichtevektoren für jeden Vorbildknoten ist äußerst einfach; für jeden Knoten wird der Gewichtevektor so eingestellt, daß er der gleiche ist wie ein Vorbild, d.h. wie der Eingangsvektor für den "idealen" Knoten, den dieser Knoten erkennen soll. Die Vorbilder können daher als Trainingsmenge von Vektoren angesehen werden. Jeder Parzen-Knoten kann die Funktion $z = \exp((y-1)/s^2)$ implementieren, wobei y das Eingangssignal zum Knoten ist, z die Ausgangsgröße des Knotens ist und s^2 (oder s) der Parameter des Knotens ist.

Unter der Annahme, daß der Vorbild- und der Eingabevektor beide auf die Einheitslänge normalisiert sind, gilt $2(1-y) = (W-Y)^2$, wobei W der Vorbildvektor und X der Eingabevektor ist. Das heißt, der Operand des Parzen-Knotens (d.h. $y-1$) ist das Negative des Quadrats der Distanz zwischen den Enden des Vorbild- und des Eingabevektors. Die Ausgangsgröße y des Vorbildknotens hat seinen Maximalwert 1, wenn der Eingabevektor genau mit dem Vorbild übereinstimmt; sie nimmt ab, wenn sich das Ende des Eingabevektors vom Ende des Vorbildes fortbewegt, bei wachsender Distanz mit wachsender Geschwindigkeit.

Der Parzen-Knoten bildet die Exponentialfunktion von $1-y$, was einfach die Hälfte des Quadrates der Distanz zwischen den Enden des Vorbild- und des Eingabevektors ist. Die Exponentialfunktion ist in Wirklichkeit die Exponentialfunktion von $-(1-y)$, und das negative Vorzeichen bedeutet, daß die Ausgabe des Parzen-Knotens auf einem Maximum ist, wenn sich der Eingabevektor mit dem Vorbild deckt, und abnimmt, wenn sich

der Eingabevektor vom Vorbild fort über die Oberfläche einer Hypersphäre, d.h. einer n -dimensionalen Kugel, bewegt. Die Ausgangsgröße des Parzen-Knotens kann daher als eine glockenförmige Funktion (Gaußsche Funktion) angesehen, die sich aus der Oberfläche der Hypersphäre hervorhebt, wobei die Oberfläche der Hypersphäre die Null- oder Referenzoberfläche ist.

Typischerweise gibt es für eine gegebene Klasse von Mustern mehrere Vorbilder, die einen Cluster bilden. Die Enden dieser Vektoren können im Großen und Ganzen symmetrisch angeordnet liegen, im wahrscheinlicheren Fall bilden sie jedoch eine etwas unregelmäßige Form auf der Oberfläche der Hypersphäre und können in zwei oder mehr unterscheidbare und getrennte Sub-Cluster aufgeteilt sein. Für jedes dieser Vorbilder erzeugt der entsprechende Parzen-Knoten daher eine Funktion, die ihren Scheitel am Ende des Vorbildes hat und symmetrisch um diesen Scheitel herum abfällt. Die Ausgangsgrößen der Parzen-Knoten für alle Vorbilder einer Klasse werden von einem Summierungsknoten summiert.

Der Parameter s ist ein Glättungsparameter, der die "Streuung" der Ausgangsgröße des Parzen-Knotens bestimmt, d.h. wie schnell die Ausgabegröße abfällt, wenn der Winkel zwischen dem Eingabevektor und dem Vorbild zunimmt. Dieser Parameter ist vorzugsweise so gewählt, daß die Ausgangsgröße des Summierungsknotens für das Muster, d.h. die Summe der Parzenknoten-Ausgangsgrößen für den Cluster, leidlich glatt und flach über den Cluster ist, jedoch jenseits der Grenze des Clusters ziemlich schnell abfällt.

Wenn der Glättungsparameter s zu klein ist, neigt der Cluster zum Aufbrechen in getrennte Scheitel, wobei zwischen den Scheiteln die Summe der Parzenknoten-Ausgangsgrößen klein ist; in diesem Fall wird ein Muster, das sich im Inneren des Clusters befindet, aber nicht nahe an irgendeinem individuellen Vorbild liegt, eine kleine Ausgangssumme liefern, die

nicht ausreichen wird, die Eingabe als zugehörig zum betreffenden Cluster, d.h. in der betreffenden Klasse befindlich, zu identifizieren. Wenn der Glättungsparameter zu groß ist, dann wird die Summe der Parzenknoten-Ausgangsgrößen nur allmählich abfallen, wenn der Abstand vom Cluster zunimmt, und die Eingabevektoren, die einen beträchtlichen Abstand vom Cluster haben, werden als zugehörig zum betreffenden Cluster (Klasse) identifiziert.

Bei der Identifizierung von Banknoten ist es wichtig, gefälschte Banknoten zu erfassen, wie oben beschrieben. Dieses Erfordernis bringt eine spezielle Schwierigkeit bei Anwendung eines PNN-Netzes, weil für das PNN-Netz zum Detektieren gefälschter Noten eine Klasse den gefälschten Noten zugeordnet werden könnte und eine Menge von Vorbildern vorgesehen werden könnte, um diese Klasse zu definieren. Alternativ kann es zweckmäßiger sein, mehrere Klassen verschiedenen Formen von Falsifikaten zuzuordnen.

Das Grundproblem ist, daß gefälschte Noten nicht ohne weiteres verfügbar sind, was es schwierig macht, eine Menge von Vorbildern vorzusehen. Selbst wenn ein bestimmter Typ von Fälschung bekannt wird, so daß eine Menge von Vorbildern hierfür im Netz eingebracht werden kann, könnte man nur mit diesem speziellen bekannten Typ an Falsifikat fertigwerden. Käme ein anderer Typ von Falsifikat in Umlauf, dann wäre das Netz nicht fähig, ihn zu erkennen. So wäre das Netz jedesmal zu aktualisieren, wenn ein neuer Typ an Falsifikat bekannt wird, und es wäre niemals in der Lage, mit neuen Typen von Falsifikaten fertigzuwerden. Es ist daher eine Technik wünschenswert, um eine "unklassifizierte" oder Null-Klasse zu definieren. Es sei angemerkt, daß die Klassen, zu deren Bestimmung das Netz gestaltet ist, als Gestaltklassen (engl. *design class*) bezeichnet werden, um sie von der Nullklasse zu unterscheiden.

Die Dichte von Nullklassenkomponenten läßt sich denken als ein Erwartungswert für das Auftreten eines Eingangsvektors in der

03.05.99

Nullklasse. Diese Nullklassen-Komponentendichte wird flach sein, wenn die tatsächliche Verteilung von Eingangsvektoren in der Nullklasse entweder unbekannt oder irrelevant ist; die Erwartung kann aber abhängig von der Position in der Nulldomäne gemacht werden, indem man eine ungleichmäßige Dichte verwendet.

Der allgemeine Gedanke der Definition einer Nullklasse läßt sich finden in der EP-A-0 553 402, gemäß welcher ein unter Prüfung stehendes Blatt unterschieden wird als "beliebige Banknote" oder nur als "ein Blatt Papier".

Die Hauptaufgabe der vorliegenden Erfindung ist die Schaffung einer Methode zum Definieren einer Nulldomäne in einem PNN-Netz.

Gemäß der vorliegenden Erfindung wird ein probalistisches neuronales Netz vorgesehen, enthaltend eine Schicht von Eingabeknoten, eine Schicht von Vorbildknoten, eine Schicht nichtlinear transformierender Knoten mit einer nichtlinearen Übertragungsfunktion und eine Schicht von Summierungsknoten, wobei jeder Vorbildknoten das Maß der Übereinstimmung zwischen jeweils einem Vorbildvektor und einem Eingabevektor feststellt und jeweils einen zugeordneten primären nichtlinear transformierenden Knoten speist, und die Vorbild- und nichtlinear transformierenden Knoten zu Gestaltklassen gruppiert sind und ein Summierungsknoten für jede Klasse die Ausgangsgrößen der primären nichtlinear transformierenden Knoten für diese Klasse kombiniert, dadurch gekennzeichnet, daß für jeden primären nichtlinear transformierenden Knoten ein sekundärer nichtlinear transformierender Knoten vorgesehen ist, der eine Übertragungsfunktion mit niedrigerer Spitzenamplitude und breiterer Streuung als der entsprechende primäre nichtlinear transformierende Knoten hat, aus dem Vorbildknoten für diesen primären nichtlinear transformierenden Knoten gespeist wird und einen Nullklassen-Summierungsknoten speist.

03.05.99

Ein Netz gemäß der vorliegenden Erfindung kann als ein erweitertes probalistisches Netz (PNX-Netz) bezeichnet werden. Zwanglos ausgedrückt unterscheidet sich dieses PNX-Netz von einem PNN-Netz dadurch, daß für jeden Parzenknoten für die Gestaltklassen (jetzt als primärer Parzenknoten bezeichnet) ein zweiter (sekundärer) Parzenknoten vorgesehen ist, wobei die sekundären Parzenknoten alle den Nullklassen-Summierungsknoten speisen. Jeder sekundäre Parzenknoten hat eine Parzenfunktion mit einer niedrigeren Spitzenamplitude und einer breiteren Streuung als der entsprechende primäre Parzenknoten und wird aus dem Vorbildknoten für diesen primären Parzenknoten gespeist. Wie weiter unten erläutert wird, detektieren die sekundären Parzenknoten im Effekt Eingabevektoren, die sich von den Gestaltklassen "genügend unterscheiden", d.h. Nullklassenvektoren.

Die Nullklasse wird somit nicht durch Nullklassenvektoren, sondern unter Bezugnahme auf die Gestaltklassen definiert; das PNX-Netz definiert die Nullklasse präziser und genauer als durch alleinige Verwendung einer einfachen gleichmäßigen Nullklassendichte, was das beste ist, das man beim Fehlen einer speziellen Kenntnis der Natur der Nullklasse erreichen kann.

Die beiden Parzenknoten jedes Paars, also jeweils ein primärer und ein sekundärer Knoten, bilden aus den Signalen von den Vorbildknoten etwas verschiedene Parzenfunktionen, jedoch bilden die Vorbildknoten die gleichen Funktionen der Eingangssignale für beide Parzenknoten. Es ist daher vorzuziehen, physikalisch getrennte Vorbild- und Parzen-Teilschichten vorzusehen, weil hiermit eine Verdoppelung der Berechnung der Vorbildknotenfunktionen vermieden wird.

Wenn irgendwelche Nullklassenvorbilder verfügbar sind, können diese optional in das PNX-Netz als Vorbildknoten eingefügt werden, welche die den Nullklassen-Summierungsknoten speisenden Parzenknoten speisen. Die Nullklassen-Parzenknoten benöti-

gen kein qualifizierendes Beiwort wie primär oder sekundär, weil es nur jeweils einen solchen Knoten für jeden Nullklassenvektor gibt.

Eine Ausführungsform der vorliegenden Erfindung sei nun als Beispiel anhand der beigefügten Zeichnungen beschrieben, in denen

Fig. 1 ein Blockdiagramm eines Systems zur Identifizierung von Banknoten ist,

Fig. 2 ein Blockdiagramm des PNX-Netzes des Systems nach Fig. 1 ist,

Figuren 3 bis 7 Blockdiagramme eines Eingabeknotens, eines Vorbildknotens, eines Parzenknotens, eines Summierungsknotens und eines Ausgabeknotens des PNX-Netzes der Fig. 2 sind, und

Fig. 8 eine Gruppe von Kurven zeigt, welche die Operation eines primären und eines sekundären Parzenknotens im PNX-Netz veranschaulichen.

Gemäß der Fig. 1 enthält ein System zur Identifizierung von Banknoten einen Notentransportmechanismus 10 (schematisch als horizontale Linie dargestellt), der eine zu erkennende Banknote 60 in Richtung des Pfeiles 62 an drei Fühlstationen 11-13 vorbeibefördert, die drei parallele Kanäle speisen, deren Ausgänge durch eine Entscheidungslogik 18 kombiniert werden. Die Verwendung dreier getrennter Kanäle unter Anwendung verschiedener Arten des Fühlens erhöhen das Vertrauensniveau der endgültigen Entscheidung.

Im einzelnen enthält die Fühlstation 11 eine Kamera, die eine Bildspeicher- und Verarbeitungseinheit 14 speist. Die Fühlstation 12 enthält einen Spektrometersensor, der die Spektralcharakteristik bei verschiedenen Wellenlängen von Licht mißt, das von einer Vielzahl von Bereichen der Banknote reflektiert wird, und ein erweitertes probalistisches neuronales Netz (PNX) 15 über eine Normalisierungseinheit 16 speist, welche die von der Fühlstation 12 kommenden Signale in passender Weise für das neuronale Netz 15 konditioniert. Die

Fühlstation 13 enthält Mittel zum Fühlen einiger weiterer Charakteristiken der Banknote wie z.B. seine Fluoreszenz oder magnetischen Eigenschaften und speist eine Validierungs-Logikeinheit 17. Die Bildspeicher- und Verarbeitungseinheit 14, das PNX-Netz 15 und die Validierungs-Logikeinheit 17 speisen eine Entscheidungs-Logikeinheit 18, wie eben erwähnt. Die Bildspeicher- und Verarbeitungseinheit 14 erfaßt ein Bild der Banknote 60 und nutzt das erfaßte Bild, um z.B. Merkmale aus ihm zur Verarbeitung zu extrahieren.

Die Fig. 2 ist ein Blockdiagramm des PNX-Netzes 15. Das Netz besteht aus fünf Schichten L1 bis L5, wobei die Knoten in jeder Schicht als kleine Kreise dargestellt sind. Das Netz hat im gezeigten Fall vier Eingabesignale x1 bis x4, die den Eingabevektor bilden, zwei Gestaltklassen C1 und C2 plus eine Nullklasse C0 und fünf Vorbilder für die Klasse C1, drei Vorbilder für die Klasse C2 und zwei Vorbilder für die Nullklasse. Die Vorbilder für die Nullklasse sind optional und können fortgelassen werden. Es sei bemerkt, daß in der Praxis natürlich die Anzahlen von Eingabesignalen, Klassen und Vorbildern für jede Klasse im allgemeinen wesentlich größer sein können als die hier gezeigten Anzahlen.

Die Eingabeknoten sind im einzelnen als Knoten L1-1 bis L1-4 dargestellt. Jeder dieser Knoten kann aus einem Pufferverstärker bestehen, der sein Eingangssignal auf die Vorbildknoten der Schicht L2 gibt, wie es ausführlicher weiter unten beschrieben wird.

In der Schicht L2 sind die Vorbildknoten zu Klassen gruppiert. Die Klasse C1 hat fünf Vorbildknoten L2-1-1 bis L2-1-5, die Klasse C2 hat drei Vorbildknoten L2-2-1 bis L2-2-3, und die Nullklasse hat zwei (optionale) Vorbildknoten L2-0-1 bis L2-0-2. Jeder der Eingabeknoten der Schicht L1 ist jeweils mit allen Vorbildknoten der Schicht L2 verbunden.

In der die Parzenknoten bildenden Schicht L3 befindet sich jeweils ein primärer Knoten und ein sekundärer Knoten für jeden Vorbildknoten für die Gestaltklassen (C1 und C2) und jeweils ein einziger Parzenknoten für jeden Vorbildknoten (falls vorhanden) für die Nullklasse C0. So ist der Vorbildknoten L2-2-3, der einen typischen Knoten für eine Gestaltklasse bildet, mit einem Paar von Parzenknoten gekoppelt, nämlich einem primären Knoten L3-2-3P und einem sekundären Knoten L3-2-3S. Der Vorbildknoten L2-0-1 als typischer Vorbildknoten für die Nullklasse ist mit einem einzigen Parzenknoten L3-0-1 verbunden.

In der die Summenknoten bildenden Schicht L4 ist für jede Gestaltklasse ein Summenknoten vorhanden, nämlich die Summenknoten L4-1 und L4-2 für die Gestaltklassen C1 bzw. C2, sowie ein weiterer Summenknoten L4-0 für die Nullklasse C0. Jeder Gestaltklassen-Summenknoten wird aus allen primären Parzenknoten für seine Gestaltklasse gespeist, und der Nullklassen-Summenknoten wird aus den Parzenknoten (falls vorhanden) für die Nullklasse und den sekundären Parzenknoten aller Gestaltklassen gespeist. Der Summenknoten L4-1 wird aus den fünf primären Parzenknoten für die Klasse C1 gespeist, der Summenknoten L4-2 wird aus den drei primären Parzenknoten für die Klasse C2 gespeist, und der Summenknoten L4-0 wird aus zehn Parzenknoten gespeist, nämlich den zwei Parzenknoten für die Nullklasse, den fünf sekundären Parzenknoten für die Klasse C1 und den drei sekundären Parzenknoten für die Gestaltklasse C2.

In der optional vorhandenen, die Ausgabeknoten enthaltenden Schicht L5 befindet sich ein Ausgabeknoten für jeden Summenknoten in der Schicht L4, wobei jeder dieser Ausgabeknoten vom entsprechenden Summenknoten gespeist wird. Es gibt also drei Ausgabeknoten L5-0 bis L5-2, deren jeder aus dem jeweils zugeordneten Exemplar der Summenknoten L4-0 bis L4-2 gespeist wird. Alle Ausgabeknoten sind miteinander verbunden. Die Ausgabeknoten sind so ausgelegt, daß sie aus den von den Summenknoten gelieferten Signalen das größte auswählen.

03.05.99

Der Ausgang des PNK-Netzes 15 ist eine Menge von Leitungen, jeweils eine für jede Klasse einschließlich der Nullklasse, von denen nur eine erregt ist. Das PNK-Netz 15 betreibt sowohl die Erkennung als auch die Authentisierung der Banknoten, bestätigt durch die Entscheidungslogik 18, welche den Ausgang des PNK-Netzes 15 mit den Ausgängen der Bildspeicher- und Verarbeitungseinheit 14 und der Validierungseinheit 17 kombiniert. Die Banknote wird als nicht authentisch klassifiziert, wenn die Ausgangsgröße des Nullklassen-Summenknotens größer ist als diejenige jedes anderen Summenknotens. Die Erkennung der Banknote (unter der Voraussetzung, daß sie authentisch ist) erfolgt durch Auswählen der größten der Ausgangsgrößen der Summenschichtknoten. Falls gewünscht, können jedoch die Ausgangsgrößen der Summenschichtknoten direkter von der Entscheidungslogik 18 zur Erkennung benutzt werden, entweder allein oder in Kombination mit anderen Erkennungsschaltkreisen; oder die Erkennung kann allein durch andere Erkennungsschaltkreise erfolgen, wobei die Ausgangsgrößen der Nullklassen-Summenknoten für den Erkennungsprozeß ignoriert werden. Bei dieser Option kann die Bildspeicher- und Verarbeitungseinheit 14 zur Banknotenerkennung Merkmale erkennen, die aus dem gespeicherten Dokumentenbild extrahiert sind.

Die Fig. 3 ist ein Blockdiagramm eines Eingabeknotens wie z.B. des Knotens L1-1. Wie oben beschrieben, besteht dieser Knoten einfach aus einem Pufferverstärker 25, dessen Ausgang alle Vorbildknoten speist.

Die Fig. 4 ist ein Blockdiagramm eines Vorbildknotens wie z.B. des Knotens L2-1-1. Dieser Knoten besteht aus folgendem: einer Gruppe von vier Speicherelementen 30-1 bis 30-4, die jeweils ein zugeordnetes Exemplar der vier Elemente w_1 bis w_4 des Vorbildes (Gewichtsvektor) für diesen Knoten speichern; einer Gruppe von vier Differenzelementen 31-1 bis 31-4, deren jedes von jeweils einem der vier Elemente x_1 bis x_4 des Eingabevektors und dem entsprechenden Element des Vorbildes gespeist

wird und die Differenz zwischen diesen beiden Elementen bildet; einer Gruppe von vier Quadrierungselementen 32-1 bis 32-4, deren jedes vom Ausgang eines jeweils zugeordneten Exemplars der Differenzelemente 32-1 bis 32-4 gespeist wird und das Quadrat der Ausgangsgröße des betreffenden Differenzelementes bildet; und einem Summierungselement 33, das die Summe der Ausgangsgrößen der vier Quadrierungselemente 32-1 bis 32-4 bildet. Diese Summe von Quadraten ist das Quadrat des euklidischen Abstandes zwischen dem Eingangsvektor und dem Vorbild, das heißt

$$\sum_{i=1}^4 (x_i - w_i)^2$$

Es sei bemerkt, daß bei der bevorzugten Ausführungsform die Eingabe- und die Vorbildvektoren nicht auf den Einheitsbetrag normalisiert sind, wie es sie im PNN-Netz nach Specht sind. Dies ermöglicht die Beibehaltung von Information über die Größe (Betrag) der Vektoren, die möglicherweise nützlich ist. In einer abgewandelten Ausführungsform sind die Vektoren jedoch auf den Einheitsbetrag normalisiert. Dies ermöglicht eine Vereinfachung der Vorbildknoten durch Weglassung der Differenz- und Quadrierungselemente und Einfügung eines Multiplizierers, im Hinblick auf die Identität

$$\sum (x_i - y_i)^2 = \sum x_i^2 - 2 \sum x_i y_i + \sum y_i^2$$

wobei die Vektoren x , y gemäß $\sum x_i^2 = \sum y_i^2 = 1$ einheitsnormiert sind. Diese konstanten Terme können kompensiert werden durch konstante Eingangsgrößen und indem man die Differenzbildungs- und Quadrierungsoperationen im wesentlichen durch die Multiplikationen $x_i \cdot y_i$ ersetzt.

Die Fig. 5 ist ein Blockdiagramm eines Parzenknotens wie z.B. des Knotens L3-2-1P. Dieser Knoten besteht aus folgendem: zwei Speicherregistern 35 und 36 zur Speicherung jeweils eines Parameters b bzw. a , einem ersten multiplizierenden Element

37, welches das vom zugeordneten Vorbildknoten gelieferte Eingangssignal mit dem Parameter b multipliziert, einem Potenzierungselement 38, welches die Exponentialfunktion mit dem vom multiplizierenden Element 37 gelieferten Produkt im negativen Exponenten implementiert, und einem zweiten multiplizierenden Element 39, welches das vom Potenzierungselement 38 gelieferte Signal mit dem Parameter a multipliziert.

Der Parzenknoten implementiert die Funktion $a \cdot \exp(-by)$, wobei y das vom zugeordneten Vorbildknoten gelieferte Eingangssignal ist. Bei der obigen Beschreibung wurde $y-1$ als Operand genommen; wenn die Vorbild- und Eingabevektoren normalisiert sind, ist dies gleichwertig mit y , da -1 lediglich einen Faktor $1/e$ darstellt, den man in a aufnehmen kann.

Für einen primären Parzenknoten jeder Gestaltklasse und jeden Parzenknoten für die Nullklasse kann für den Parameter b der Ausdruck $1/(\lambda \cdot s^2)$ genommen werden, wobei s der weiter oben erwähnte Parameter ist, abhängig vom Grad der Clusterung der Vorbilder für die Klasse. Im einzelnen kann s genommen werden als der Mittelwert der euklidischen Abstände der M nächstliegenden Nachbarvorbilder für die Klasse. M kann zweckmäßigerweise zwischen $N/2$ und $N/10$ gewählt werden, wobei N die Gesamtanzahl der Vorbilder für die Klasse ist. M kann zweckmäßigerweise für alle Vorbilder der Klasse gleich sein, während s jedoch vorzugsweise für jedes Vorbild gesondert berechnet ist. So läßt sich s für jede Klasse relativ einfach berechnen.

Der Parameter b hängt ab von zwei Parametern s und λ , von denen s soeben beschrieben wurde (und für jeden Vorbildvektor anders ist). Der Parameter λ ist ein globaler Parameter, der allen Vorbildern einer Klasse und allen Klassen gemeinsam ist und eine globale Steuerung des Grades der Glättung sogenannter "Einflußkreise" der Vorbilder und somit der "Einflußzonen" der Klassen erlaubt. Für die Klassen wird der Ausdruck "Zonen" anstelle von "Kreisen" des Einflusses verwendet, weil die Vorbilder einer Klasse eine unregelmäßige Formgebung haben

können. Der "ideale" bzw. theoretisch korrekte Wert für λ ist 2. Es hat sich jedoch gezeigt, daß Werte im Bereich von etwa 1 bis 5 erfolgreiche Ergebnisse liefern.

Für den Parameter a wird der Ausdruck $1/\sqrt{(\pi \cdot \lambda \cdot s^2)}$ gewählt, wobei λ und s^2 die eben beschriebenen Parameter sind, so daß a als $\sqrt{(b/\pi)}$ ausgedrückt werden kann. Genau gesagt sollte diese Größe in die n -te Potenz erhoben werden, wobei n die Dimension (Anzahl von Komponenten) der Vorbilder ist. Jedoch kann n (eine globale Konstante) unter Umständen recht groß sein, und die Erhebung von Größen in eine hohe Potenz vergrößert die Differenzen zwischen ihnen sehr. Es ist daher im allgemeinen besser, den Parameter a so zu wählen, wie gerade angegeben, ohne ihn in die n -te Potenz zu erheben.

Die Parameter für die primären Parzenknoten für die Gestaltklassen und alle Parzenknoten für die Nullklasse werden in der oben beschriebenen Weise gewählt. Die sekundären Parzenknoten implementieren den gleichen Typ von Funktion ($a' \exp(-b' \cdot y)$), jedoch mit derartiger Wahl ihrer Parameter, daß deren Ausgangsgröße niedriger ist als diejenige des entsprechenden Parzenknotens für Eingabevektoren, die nahe am Vorbild sind (gute Übereinstimmungen), aber höher für Eingabevektoren, die einen beträchtlichen Abstand vom Vorbild haben (schlechte Übereinstimmungen).

Hierzu wird für b' die Größe $1/k \cdot \lambda \cdot x^2$ und für a' die Größe $g/\sqrt{(b'/\pi)}$ genommen. Hier sind λ und s wie oben, und k und g sind globale Parameter für alle Nullklassen-Sekundärknoten. Der Ausdruck g ist gewissermaßen eine "Nullklassenverstärkung", die als ein globaler Schwellenwert oder Verstärkungsparameter wirkt, der es erlaubt, die relative Wichtigkeit der Gestaltklassen und der Nullklasse zu steuern (im Unterschied zur Steuerung der Grenzen der einzelnen Gestaltklassen, wie weiter unten beschrieben). Es wurde gefunden, daß Werte von g zwischen 0,2 und 0,8 im allgemeinen

die beste Qualität erbringen, wenn auch 1 als ein Regelwert genommen werden kann.

Die Fig. 6 ist ein Blockdiagramm eines Summenknotens wie z.B. des Knotens L4-2. Dieser Knoten besteht einfach aus einem Element 45 zur gewichteten Summierung. Die Gewichtung wird weiter unten erläutert. Der Summierungsknoten für eine Gestaltklasse wird von den primären Parzenknoten für seine Gestaltklasse gespeist. Der Summierungsknoten L5-0 für die Nullklasse wird gespeist von den Parzenknoten für die Nullklasse (falls vorhanden) und von den sekundären Parzenknoten für alle Gestaltklassen.

Wie oben erwähnt, läßt sich die Ausgangsgröße eines primären Parzenknotens für eine Gestaltklasse als ein Einflußkreis ansehen. Gemäß der Fig. 8 ist die Ausgangsgröße eine glockenförmige Funktion P mit ihrem Zentrum am Ende des Vorbildvektors. Der Einflußkreis (nicht gezeigt) kann angesehen werden als die Kontur bei irgendeiner kleinen, aber etwas willkürlichen Höhe, z.B. 1/10 der Scheitelhöhe. die Ausgangsgröße des zugeordneten sekundären Parzenknotens ist eine Funktion S ähnlicher Form, die ebenfalls auf das Ende des Vorbildvektors zentriert ist und aus der Funktion des primären Knotens erhalten werden kann, indem sie vertikal komprimiert wird, so daß ihre Scheitelhöhe geringer ist, aber horizontal gedehnt wird, so daß sie eine breitere Streuung hat, d.h. ihr Einflußkreis ist größer.

Wenn wir für den Augenblick nur ein einziges Vorbild mit seinem primären Gestaltklassen-Parzenknoten und seinem sekundären Parzenknoten betrachten, bestimmen die Summen- und die Ausgabeschicht des Netzes effektiv, welche dieser beiden Parzenknoten das größere Ausgangssignal erzeugt. Mit anderen Worten, die Summen- und die Ausgabeschicht bilden effektiv die Differenz P-S (Fig. 8) zwischen den Ausgangsgrößen dieser beiden Knoten.

Dieses Differenz -- die Differenzfunktion P-S zwischen den Funktionen dieser beiden Knoten -- kann, salopp gesprochen, als eine "Insel" angesehen werden, die von einem "Graben" umgeben ist (wie in Fig. 8 zu erkennen). Genauer gesagt hat sie die Form eines zentralen Gipfels, der rundum an den Seiten schräg bis auf Nullniveau ("Meereshöhe") abfällt, was sich dann (mit abnehmender Steilheit) unter das Nullniveau bis zu einem negativen Maximum fortsetzt, um schließlich allmählich wieder zurück in Richtung auf das Nullniveau anzusteigen. Der "Graben" erstreckt sich in Wirklichkeit unendlich weit nach außen, er kann jedoch angesehen werden, als habe er eine schlecht definierte, aber endliche äußere Grenze oder "Küste", wo seine Tiefe zu gering wird, um bedeutsam zu sein.

Der Parameter k kontrolliert den Grad der Unähnlichkeit zwischen den beiden Funktion P und S. Je größer der Wert von k ist, desto niedriger ist der Scheitel der S-Kurve und desto allmählicher ist ihr Abfall im Vergleich zur P-Kurve. Wird k erhöht, dann erfordert die stärkere Verflachung der S-Kurve, daß der Wert von g erhöht werden muß, um die insgesamt reduzierte Ansprache der sekundären Parzenknoten zu kompensieren.

In der Praxis wird eine Gestaltklasse normalerweise durch mehrere Vorbilder repräsentiert. Die Summen- und die Ausgabeschicht des Netzes addieren effektiv die Ausgangsgrößen der primären Gestaltklassen-Parzenknoten und der sekundären Knoten und bilden die Differenz zwischen diesen Summen. Das Ergebnis kann (salopper gesprochen) angesehen werden als eine oben grob abgeflachte "Insel" mit einer möglicherweise etwas unregelmäßigen Formgebung (gebildet durch die Kombination der einzelnen symmetrischen glockenförmigen Inseln der einzelnen Vorbilder) und umgeben von einem mehr oder weniger ähnlich geformten "Graben" (gebildet durch die Kombination der einzelnen symmetrischen Gräben, welche die genannten einzelnen Inseln umgeben).

Wie oben erwähnt, ist jeder Summierungsknoten (Fig. 6) gewichtet. Diese Gewichtung ist vorgesehen einfach zur Berücksichtigung der Tatsache, daß verschiedene Summierungsknoten von unterschiedlich vielen Parzenknoten gespeist werden; die Ausgangsgröße jedes Summierungsknotens ist mit dem Kehrwert der Anzahl der ihn speisenden Parzenknoten gewichtet. Für den Nullklassen-Summierungsknoten wird diese Gewichtung im Effekt kombiniert mit dem Nullklassen-Verstärkungsfaktor g , jedoch ist es zweckmäßig, die resultierende Nullklassengewichtung g/N in zwei getrennte Faktoren g und $1/N$ zu trennen und diese zwei Faktoren getrennt in der Parzenschicht und der Summierungs-schicht anzuwenden. Dies führt dazu, daß die Gewichtungsfaktoren in der Summierungsknotenschicht gleichmäßig für die Gestaltklassen und die Nullklasse gewählt sind.

Ferner werden in der Praxis gewöhnlich mehrere verschiedene Gestaltklassen vorhanden sein. Diese können angesehen werden (noch salopper) als eine Anzahl getrennter "Inseln", jeweils eine für jede Gestaltklasse und umgeben von jeweiligen "Gräben", die an ihren äußeren Rändern in einem flachen universalen "Meer" aufgehen.

Wenn zwei Gestaltklassen eng beieinanderliegen, dann können ihre "Inseln" als sich verschmelzend angesehen werden, soweit es die Nullklasse abgeht. Was jedoch die beiden Gestaltklassen selbst anbetrifft, sind jedoch ihre beiden "Inseln" natürlich eigenständig, und die Summen- und Ausgabeschichten des PNX-Netzes wählen aus, welche der beiden Gestaltklassen die größere Ausgangssumme hat.

Für einen Nullklassen-Eingangsvektor, der einen großen Abstand von jeder Gestaltklasse hat, sind die Ausgangsgrößen der sekundären Parzenknoten alle klein; das heißt, das "Meer" ist an diesem Punkt flach. Gewünschtenfalls kann an einem Eingang zum Summenknoten L4-0 für die Nullklasse ein kleiner positiver Vorspannungswert angewendet werden, um sicherzustellen, daß

auch für solche Eingangsvektoren eine Nullklassen-Ausgangsgröße zuverlässig erzeugt wird.

Kehren wir zurück zur Summe der primären Parzenfunktionen für eine Gestaltklasse und der Summe der entsprechenden sekundären Parzenfunktionen anstelle der Differenz zwischen diesen beiden Summen, so ist die Grenze der Gestaltklasse die Linie, wo diese beiden Funktionen gleich sind (d.h. sich schneiden), und die von dieser Grenze umschlossene Fläche ist die Gestaltklasse. Durch Justierung der Parameter der sekundären Parzenknoten für diese Gestaltklasse relativ zu den primären Knoten kann der Ort dieser Grenze, d.h. das Größenmaß der Klasse, justiert werden. Der Effekt dieser Klassengrößeneinstellung ist im wesentlichen auf diese Klasse begrenzt und hat praktisch keinen Effekt auf andere Klassen, vorausgesetzt daß die Klassen hinreichend beabstandet sind. So läßt sich die Größe jeder Klasse durch Justierung der Parzenknoten (primäre und sekundäre) für diese Klasse einstellen, unabhängig von irgendwelchen Einstellungen anderer Klassen.

Die Fig. 7 ist ein Blockdiagramm eines Ausgabeknotens wie z.B. des Knotens L5-2, wobei anzumerken ist, daß die Schicht L5 optional ist, wie oben erwähnt. Der besagte Knoten besteht aus einem Differenzelement 50, das die Differenz zwischen seinen beiden Eingängen feststellt und ein logisches Ausgangssignal erzeugt, das 1 ist, wenn die Differenz positiv oder Null ist, und das 0 ist, wenn die Differenz negativ ist. Außerdem hat die Menge der Ausgabeknoten einen gemeinsamen Schaltkreis, bestehend aus einem analogen ODER-Glied 51, das einen Puffer 52 speist. Die positiven Eingänge der Ausgabeknoten werden von den Signalen aus den jeweiligen Summenknoten gespeist. Diese Signale werden außerdem an das ODER-Glied 51 gelegt, dessen Ausgangsgröße das größte dieser Signale ist und über den Puffer 52 an die negativen Eingänge der Differenzelemente 50 der Ausgabeknoten gelegt wird.

Es folgt, daß nur einer der Ausgabeknoten gleiche Signale am positiven und negativen Eingang seines Differenzelementes empfängt und somit eine logische 1 abgibt; jeder andere Summenknoten hat am negativen Eingang seines Differenzelementes ein größeres Signal als am positiven Eingang und liefert somit ein Ausgangssignal mit dem Logikwert 0.

Falls gewünscht, kann eine kleine Vorspannung eingeführt werden, so daß der Unterscheidungspegel für die Differenzelemente exakt 0 ist; in ähnlicher Weise kann an den Ausgängen der Differenzelemente eine logische Schaltung hinzugefügt werden, um zu verhindern, daß mehr als ein 1-Ausgangssignal erzeugt wird, wenn zwei oder mehr Ausgänge von den Summenknoten gleich sind.

03.05.99

1

EP No. 94 309 080.3

14750 Ks

Patentansprüche

1. Probalistisches neuronales Netz, enthaltend eine Schicht (L1) von Eingabeknoten, eine Schicht (L2) von Vorbildknoten, eine Schicht (L3) nichtlinear transformierender Knoten mit einer nichtlinearen Übertragungsfunktion und eine Schicht (F4) von Summenknoten, wobei jeder Vorbildknoten den Grad der Übereinstimmung zwischen jeweils einem Vorbildvektor (W) und einem Eingabevektor (X) feststellt und jeweils einen primären nichtlinear transformierenden Knoten speist und die Vorbildknoten und primären nichtlinear transformierenden Knoten zu Gestaltklassen (C1, C2) gruppiert sind und ein Summenknoten (z.B. L4-2) für jede Klasse die Ausgänge der primären nichtlinear transformierenden Knoten für diese Klasse kombiniert, dadurch gekennzeichnet, daß zu jedem primären nichtlinear transformierenden Knoten (z.B. L3-2-3P) ein sekundärer nichtlinear transformierender Knoten (L3-2-3S) vorgesehen ist, der eine Übertragungsfunktion (S, Fig. 8) mit niedrigerer Spitzenamplitude und breiterer Streuung als der entsprechende primäre nichtlinear transformierende Knoten (P, Fig. 8) hat und vom Vorbildknoten (L2-3-2) für diesen primären nichtlinear transformierenden Knoten gespeist wird und einen einer Nullklasse zugeordneten Summenknoten (L4-0) speist.

2. Probalistisches neuronales Netz nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß die nichtlinear transformierenden Knoten Parzenknoten sind, die eine Exponentialfunktion als Übertragungsfunktion haben, welche zu einer Ausgangsgröße führt, die einen Maximalwert hat, wenn der Eingangswert Null ist, und die mit zunehmendem Eingangswert monoton abnimmt.

03.05.99

3. Probalistisches neuronales Netz nach Anspruch 1 oder Anspruch 2, gekennzeichnet durch eine Einrichtung (16) zur Normalisierung der Eingabevektoren.
4. Probalistisches neuronales Netz nach Anspruch 2 oder Anspruch 3, dadurch gekennzeichnet, daß das Netz mindestens einen Parzenknoten (L3-0-1) für die Nullklasse enthält.
5. Probalistisches neuronales Netz nach einem der vorhergehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, daß jeder Vorbildknoten (Fig. 4) eine Berechnung des euklidischen Abstandes implementiert.
6. Probalistisches neuronales Netz nach einem der vorhergehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, daß dem Nullklassen-Summenknoten (L4-0) ein konstantes Vorspannungssignal angelegt ist.
7. Probalistisches neuronales Netz nach einem der vorhergehenden Ansprüche, gekennzeichnet durch eine Ausgabeschicht (L5), die eine Maximalsignal-Bestimmungseinrichtung (51, 52) zur Bestimmung des maximalen Ausgangssignals von den Summenknoten und eine Vielzahl von Ausgabeknoten (L5-0 bis L5-2) enthält, jeweils einen für jede Klasse einschließlich der Nullklasse, deren jeder (50, Fig. 7) die Differenz zwischen dem Ausgangssignal des entsprechenden Summenknotens und dem Ausgang der Maximalsignal-Bestimmungseinrichtung bestimmt und ein logisches Signal abhängig vom Vorzeichen der Differenz erzeugt.
8. Banknoten-Erkennungssystem (Fig. 1), enthaltend eine Einrichtung (12) zum Messen einer Vielzahl von Charakteristiken einer Banknote und zum Speisen eines probalistischen neuronalen Netzes (15) nach einem der vorhergehenden Ansprüche.

FIG. 1

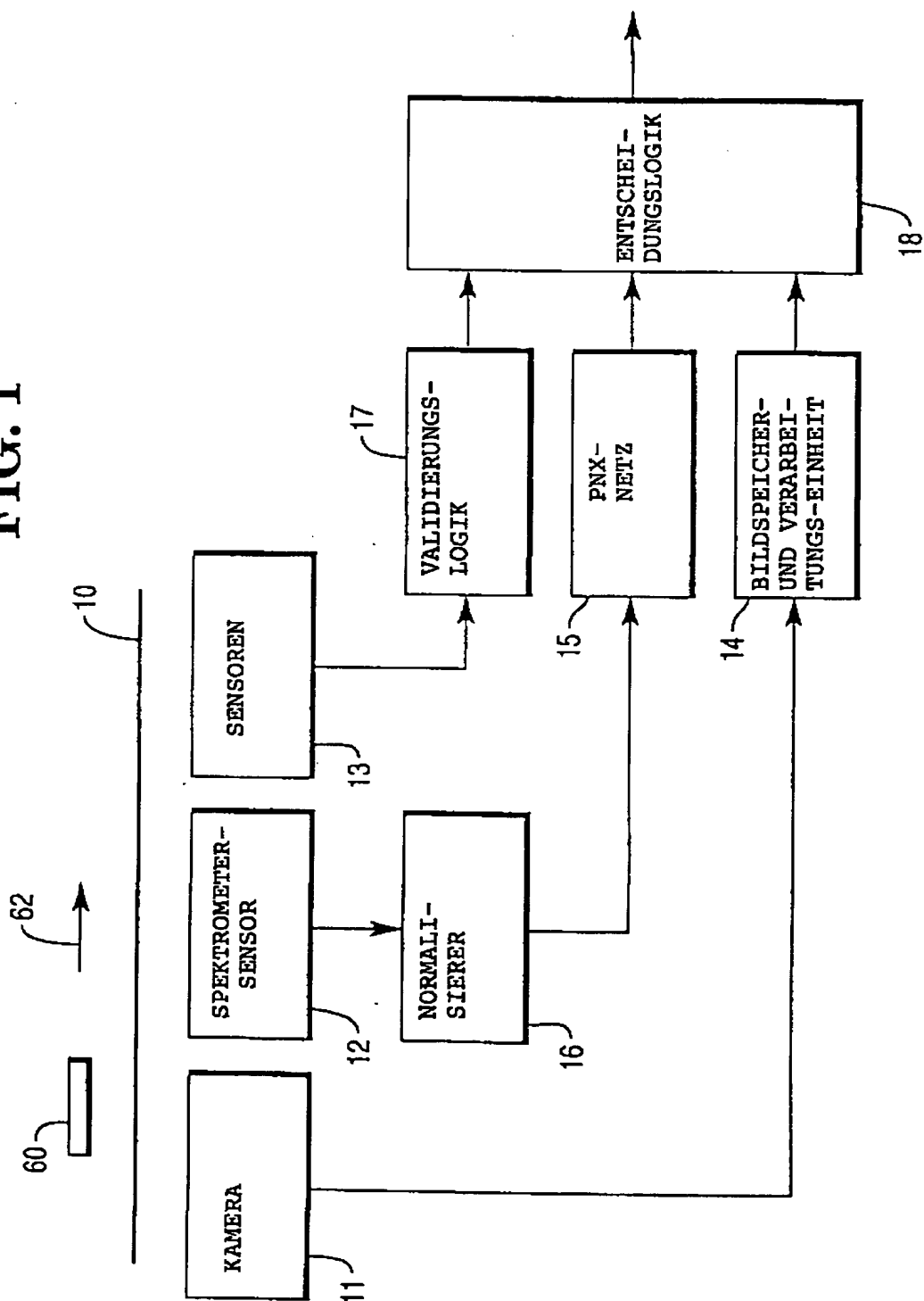
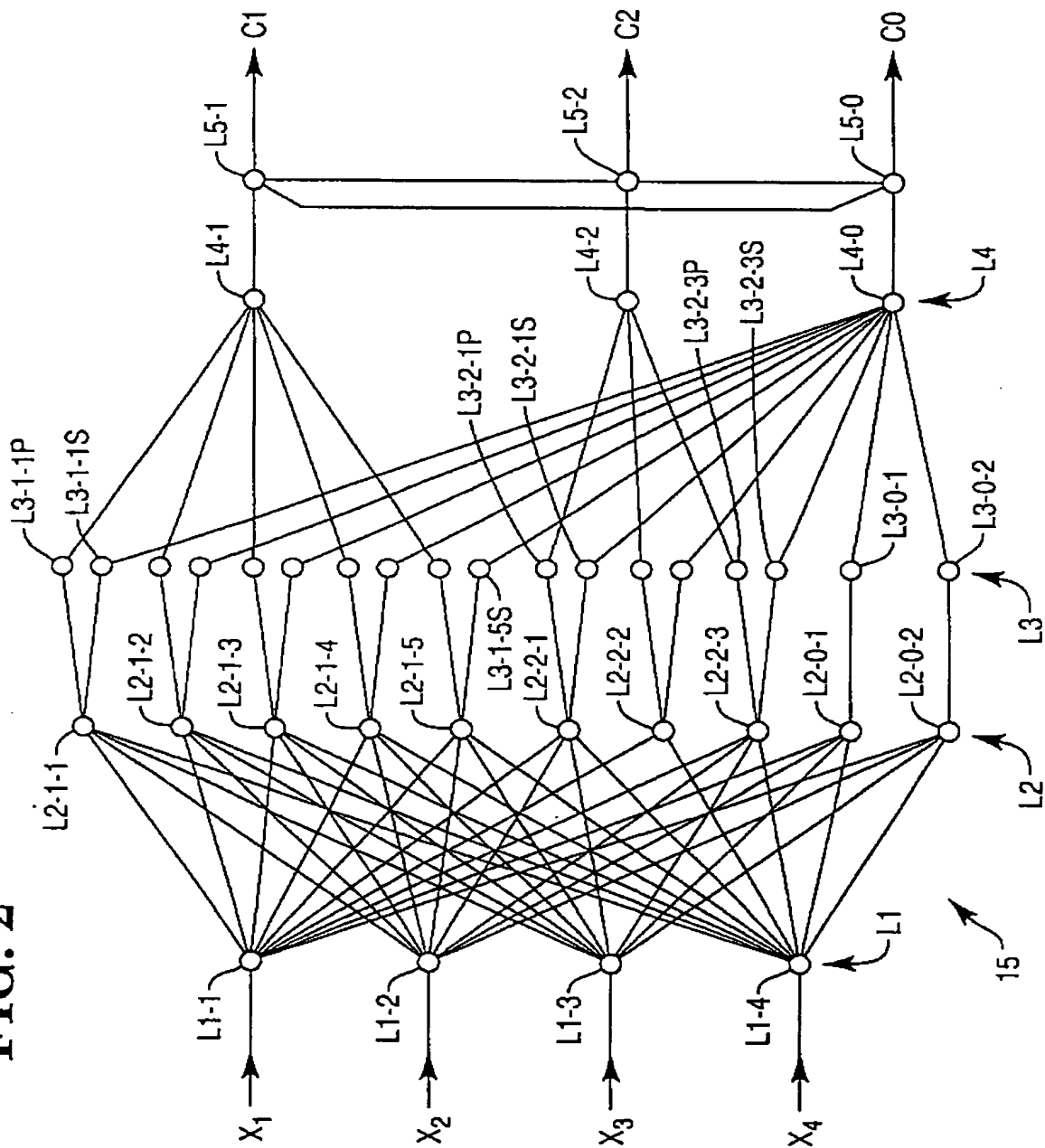


FIG. 2



03.05.99

3/4

FIG. 3

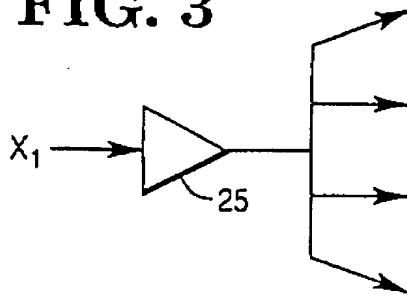


FIG. 4

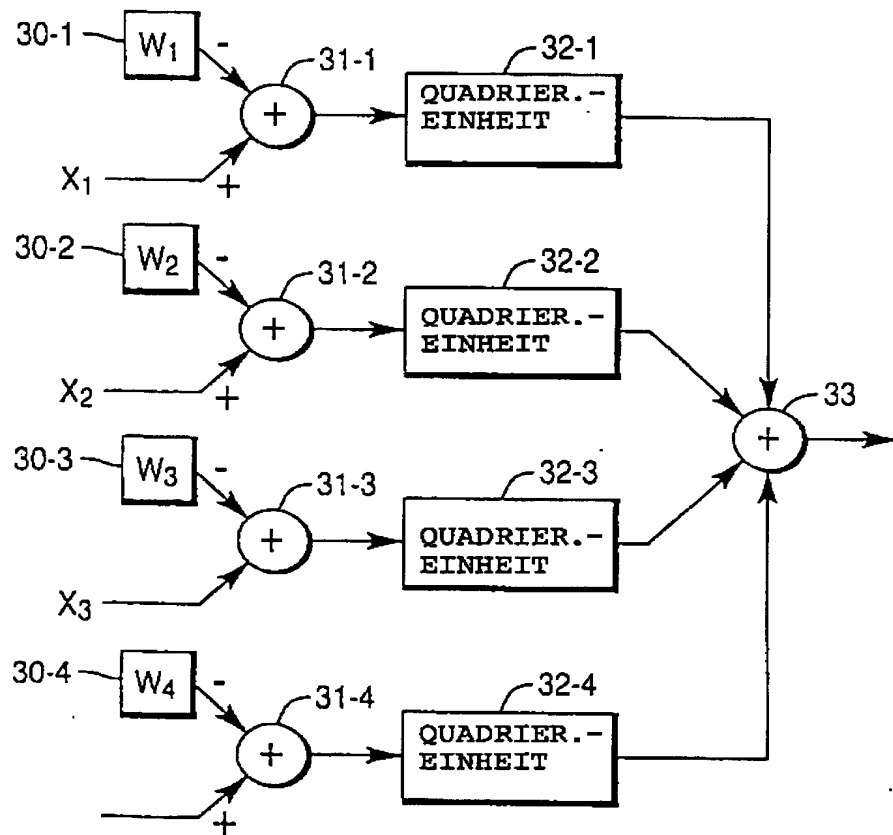


FIG. 5

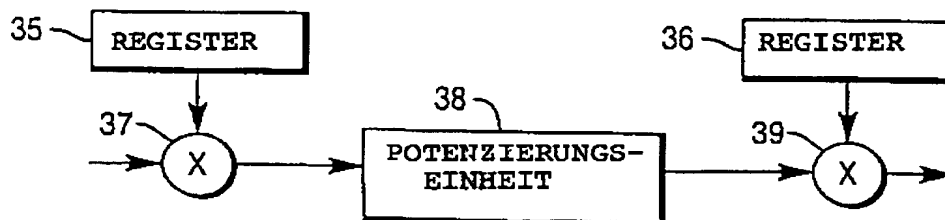


FIG. 6

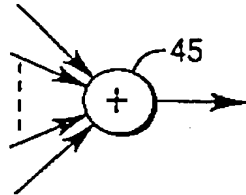


FIG. 7

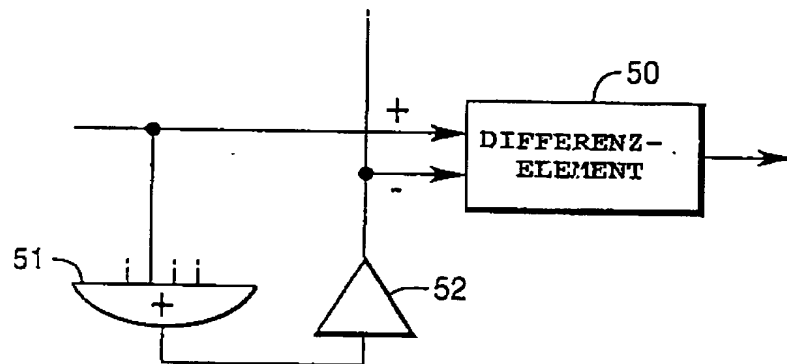


FIG. 8

